青海湖流域NPP动态变化及驱动力

吴雪晴[1,2,3]， 张乐乐[1,2,3]， 高黎明[4]， 李炎坤[1,2,3]， 刘轩辰[1,2,3]

（1. 青海师范大学地理科学学院，青海省自然地理与环境过程重点实验室，青海 西宁 810008；2. 青海师范大学，青藏高原地表过程与生态保育教育部重点实验室，青海 西宁 810008；3. 高原科学与可持续发展研究院，青海 西宁 810008；4. 甘肃政法大学网络空间安全学院，甘肃 兰州 730070）

摘 要：对青海湖流域植被净初级生产力（Net Primary Productivity，NPP）以及驱动因子进行分析可以为流域生态管理与可持续发展提供一定的参考。本研究基于Carnegie-Ames-Stanford Approach（CASA）模型估算了青海湖流域NPP值，通过趋势分析、Hurst指数、地理探测器等方法，定量评估了2000—2018年青海湖流域NPP的动态变化及驱动因子。结果表明：从空间分布来看，青海湖流域多年平均植被NPP为218.88 g C·m^{-2}，年平均NPP的高值分布在青海湖北部和南部，最高达到375.85 g C·m^{-2}，低值分布在青海湖东岸，最低为0.11 g C·m^{-2}。从时间变化看，2000—2018年流域年平均NPP表现为上升趋势，增幅为1.61 g C· m^{-2}·a^{-1}，2018年达最高值为247.30 g C·m^{-2}。季节变化表明7月NPP最高，1月NPP最低。在NPP未来变化趋势上，Hurst指数小于0.5的区域占比为75.6%，说明青海湖流域植被NPP未来变化趋势可能与现在相反。地理探测器的结果显示单因子探测中土地利用是植被NPP变化的主要驱动力，交互探测中最强主导交互因子是海拔和土地利用。土地利用类型受自然因素影响较大，我们应加强对流域地形因素以及人为活动的关注。

关键词：植被净初级生产力；CASA模型；地理探测器；青海湖流域

植被净初级生产力（Net Primary Productivity，NPP）是指除去植物自养呼吸后，植物单位面积和单位时间内通过光合作用获得的干物质量[1]。NPP既可以反映植被在自然状况下的生产力，也能够反映植被健康状况以及生态系统碳收支情况，是可持续发展的重要指标之一[2-3]。因植被对气候变化的敏感性，将植被NPP作为气候变化的“指示器”[4]，定量研究区域植被NPP变化及影响因子，对理解植被变化驱动机制、认识气候变化和人类活动对植被NPP影响及治理生态环境具有重要意义[5]。

在NPP估算领域，常用的方法包括实地观测和模型模拟。实地观测主要包括直接收割、光合作用测定、叶绿素测定等方法。模型主要有气候统计模型[6]、生态机理过程模型[1]、遥感光能利用率模型[7]。气候统计模型计算的是潜在NPP且误差较大，生态机理过程模型较为复杂且所需参数太多难以获得。遥感光能利用率模型则更为简便，其中基于遥感数据的Carnegie-Ames-Stanford Approach（CASA）模型在NPP研究中应用最为广泛，因此，本文通过CASA模型对植被NPP进行估算。研究植被NPP的影响因子对于可持续发展具有重要意义，有学者将两种模型的模拟结果之差作为人类活动的影响，以此进行分析[8]。陈炳铭等[9]通过路径分析量化了气候变化和人类活动对不同自然带的影响。Ding等[10]揭示了图们江流域气候变化对于NPP作用比土地利用更为突出。Ge等[11]对植被进行划分估算了中国区域气候和人类活动影响对植被NPP的贡献。上述研究均采用传统的统计分析来估算气候和人类活动对植被NPP的贡献，不能具体衡量各驱动因子对植被NPP的解释力，而地理探测器能够弥补这方面的空缺[12]。地理探测器[13]是一种能够定量探究地理事物空间分异性并量化多因子交互作用的一种新兴方法，传统的相关分析主观性较强且不能定量分析驱动因子对地理事物空间分异

收稿日期：2023-04-28； **修订日期**：2023-07-17
基金项目：青海省自然科学基金（2022-ZJ-711）；国家自然科学基金（42171467，42001060，41705139）
作者简介：吴雪晴（1998-），女，硕士研究生，研究方向为自然地理与生态环境过程. E-mail: 1368418205@qq.ocm
通讯作者：张乐乐. E-mail: zhang1986lele@163.com

的影响，而地理探测器能够定量分析单因子、多因子对地理事物的耦合驱动作用。因此，本文通过地理探测器定量分析各驱动因子对植被NPP的影响。

青海湖流域位于青藏高原东北部，是维系青藏高原东北部生态平衡的重要屏障，也是全球气候变化的直接响应区[14-15]。对青海湖流域NPP及驱动因子进行研究有利于了解青海湖流域生态系统功能的健康状况，也可以为青海湖流域生态环境管理与可持续发展提供一定的参考。在以往关于青海湖NPP的研究中，学者依据不同的数据[16-17]、方法[18]估算了青海湖流域的植被NPP并对影响因素[19-20]进行了相关研究。但这些研究多集中在模型参数优化上，对于驱动因素的研究多偏向于利用相关系数对气候变化和人类活动进行分析，缺少了多种因素的综合考量。针对以上不足，本文通过CASA模型估算了2000—2018年青海湖流域NPP值，利用地理探测器对青海湖流域植被NPP的影响因素进行定量分析，以期为流域可持续发展提供一定的参考。

1　数据与方法

1.1　研究区概况

青海湖流域位于中国青海东北部，地处西北干旱区、西南高寒区和东部季风区交汇地带[21]，四面环山，是中国最大的内陆湖。海拔在3159~5279 m（图1），面积约为2.97×10⁴ km²，地势呈现西北高，东南低的特点。2000—2018年降水量在304.3~1605.14 mm，气温在-9.27~2.77 ℃。植被丰富，土地利用类型涵盖农田、荒漠、砾石、裸岩、冰川、湿地、湖泊、建设用地、草地、疏林等。

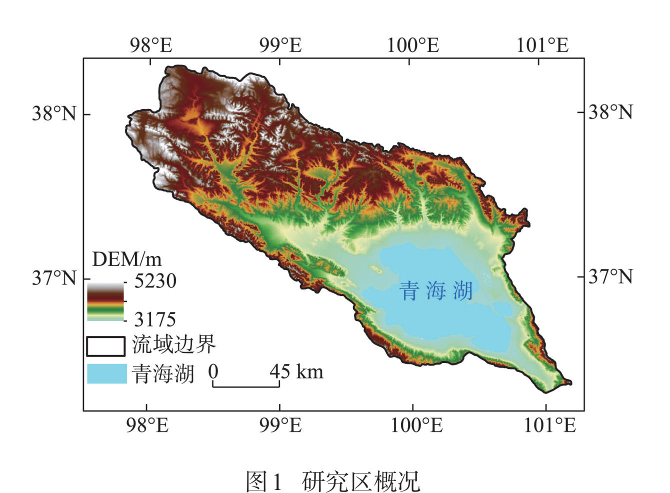


图1　研究区概况

Fig. 1　Survey map of the study area

1.2　CASA模型及驱动数据介绍

1.2.1　CASA模型　Potter等[22]于1993年发布了关于CASA模型的介绍，用于模拟植被净初级生产力。CASA模型主要包括光合有效辐射（APAR）和光能利用率（ε）两个指标，其中光能利用率受气温因子和水分因子共同影响。本文采用朱文泉等[23]改进的CASA模型，其对参数进行了简化，也减小了误差[24]。计算公式如下：

$$NPP(x,t)=APAR(x,t)\times\varepsilon(x,t) \quad (1)$$

式中：$APAR(x,t)$表示像元x在t月吸收的光合有效辐射（$g\ C\cdot m^{-2}\cdot month^{-1}$），$\varepsilon(x,t)$表示像元$x$在$t$月的实际光能利用率（$g\ C\cdot MJ^{-1}$）。

1.2.2　*数据来源及预处理*　CASA模型所需要的数据有植被归一化指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）、气温数据、降水数据、土地利用数据、辐射数据。

NDVI数据来源于美国国家航天局（NASA）提供的MOD13Q1（16 d合成的MODIS植被指数产品），分辨率为250 m。选取青海湖流域2000—2018年逐月数据（其中2000年1月数据用2001年1月数据进行替代）进行投影（统一定义为WGS 1984 UTM 47N）、拼接、裁剪、去除无效值等预处理。

辐射数据、温度数据、降水数据均来源于国家青藏高原科学数据中心（https://data.tpdc.ac.cn）中国区域地面气象要素驱动数据集（1979—2018）[25]，该数据集包括中国区域近地面气温、近地面气压、近地面空气比湿、近地面全风速、地面降水率、地面向下短波辐射、地面向下长波辐射7个要素，数据为NETCDF格式，时间分辨率为3 h，空间分辨率为0.1°。本文选用该数据集中2000—2018年逐月数据，利用Matlab处理。

土地类型数据来源于中国科学院资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.cn），选用2000年、2005年、2010年、2015年、2018年的中国土地利用数据，利用ArcGIS对其进行投影、掩膜提取、重采样以及重分类（按照CASA模型数据要求进行分类）等处理，得到青海湖流域5期土地利用数据。

本文选取了气温、降水、辐射、坡度、坡向、海拔、土地利用类型、国内生产总值（Gross Domestic Product，GDP）、人口密度等9个因子作为地理探测器的因子指标。其中，GDP、人口密度来源于中国科学院资源环境科学与数据中心（https://www.resdc.

cn),选用2000年、2005年、2010年、2015年、2019年的中国GDP、人口空间分布公里网格数据。数字高程模型(Digital Elevation Model,DEM)数据来源于地理空间数据云(https://gscloud.cn)SRTM 90 m分辨率高程数据,通过ArcGIS对DEM数据进行处理得到坡度、坡向数据,其余数据均采用年均数据。

利用地理探测器对影响因子进行分析时要先对数值型的变量进行离散化处理,本文通过自然断点法将气温、降水、辐射、坡度、海拔、GDP、人口密度数据分为9类,使得组内数据差异最小,组间差异最大,避免人为因素的干扰[26]。对分类后的数据建立1 km²×1 km²的渔网,生成网格中心点即采样点文件。

1.3 统计分析方法

1.3.1 趋势分析 将计算的月NPP合成年NPP,对2000—2018年进行NPP年际变化趋势分析。*Slope*趋势分析能够帮助我们更好的认识与分析NPP年际变化规律[27],计算公式如下:

$$Slope = \frac{n \times \sum_{i=1}^{n}(i \times \mathrm{NPP}_i) - \sum_{i=1}^{n} i \sum_{i=1}^{n} \mathrm{NPP}_i}{n \times \sum_{i=1}^{n} i^2 - (\sum_{i=1}^{n} i)^2} \tag{2}$$

式中:n是研究时间序列的长度(2000—2018年,n=19),i代表第i年,NPP_i表示第i年植被NPP值,*Slope*代表趋势线斜率。$Slope > 0$时,表明随着时间变化NPP呈增长趋势;$Slope < 0$时,表明随时间变化NPP呈降低趋势。*Slope*绝对值越大,表明NPP变化速率越快。根据置信水平P对趋势分析进行显著性检验,当$P < 0.05$,表明结果显著且可靠,$P \geqslant 0.05$表示显著性弱。

1.3.2 Hurst指数 采用R/S分析法计算Hurst指数分析NPP的持续性特征并预测未来NPP的变化趋势,详见参考文献[28]。Hurst∈(0,1),$0.5 < H < 1$表明NPP是一个持续性的序列且长期相关,未来趋势与过去一致;若H=0.5,表明NPP是随机性序列;若$0 < H < 0.5$,表示NPP出现反持续性即未来的趋势与过去的趋势相反,且值越接近0,反持续性越强。

1.3.3 地理探测器 王劲峰等[29]在2017年提出了地理探测器方法用于探测空间分异性,其能探测各因子X对Y的空间分异性,用q值衡量,表达式为:

$$q = 1 - \frac{\sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2}{N\sigma^2} = 1 - \frac{SSW}{SST} \tag{3}$$

$$SSW = \sum_{h=1}^{L} N_h \sigma_h^2,\ SST = N\sigma^2 \tag{4}$$

式中:$q \in [0,1]$,越接近1说明X能解释Y的分异性越大;h为具体的某一类型,h=1,2,…,L为变量Y或因子X的类别数;N_h和N分别代表h类别单元数和全体单元数;σ_h和σ分别代表h类别和全体方差。

2 结果与分析

2.1 NPP时空变化特征

青海湖流域年均NPP呈现由西北向东南逐渐增高的趋势,将青海湖流域NPP划分为4个区间(图2)。结果表明,青海湖流域年均值集中在200~300 g C·m⁻²,面积占比约为43.7%,主要分布在青海湖流域中部和东南部,该区间植被类型多为草原和草甸。NPP<100 g C·m⁻²的占比最小,约为15.2%,主要分布在青海湖流域的西北部,该区域内海拔较高,约为4000~5000 m,植被类型多为裸岩砾石和低覆盖草地;从空间分布来看,NPP高值分布在青海湖北部和南部,区域内多为中高覆盖度草地,最高达375.85 g C·m⁻²;低值分布在青海湖东岸,该区域以沙地为主,最低约0.11 g C·m⁻²;从时间序列看,自2000年来,植被NPP整体呈上升趋势,年增长速率为1.61 g C·m⁻²·a⁻¹,NPP均值近20 a呈波动上升趋势,波动区间为192.91 ~247.30 g C·m⁻²,在2018年达到顶峰,表明青海湖流域近20 a植被生长趋势较好;2000—2018年多年均值为218.88 g C·m⁻²,最低值出现在2000年,最高值出现在2018年。最低值为192.91 g C·m⁻²,与近20 a均值相比,低11.9%,最高值为247.30 g C·m⁻²,与近20 a均值相比,高

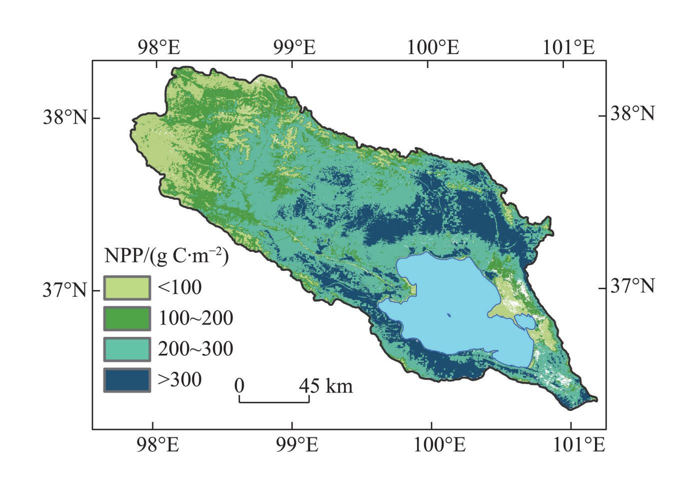


图2 青海湖流域NPP空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of NPP in Qinghai Lake Basin

13.0%。其中,2014—2015年涨幅最大,增加量为39.07 g C·m^{-2}。2005—2006年NPP减幅最大,减少量为32.62 g C·m^{-2}。

逐像元变化趋势显示2000—2018年青海湖流域NPP变化速率为-23.31~12.74 g C·m^{-2}·a^{-1},根据趋势分析和置信水平将研究区分为4个区间(图3)。其中,NPP表现为增加趋势的面积占比为84.9%,分布在研究区的大部分地区,其中,青海湖西北部和南部呈显著上升趋势,约占研究区的32.2%,该区域植被类型主要为中高覆盖度草地。呈现下降趋势的面积占比为15.1%,其中有1.7%呈现显著下降趋势,主要分布在青海湖东岸,该区域以沙地为主。呈现下降趋势但不显著的区域占比为13.5%,主要分布在青海湖北部。呈现上升趋势但不显著的约占52.7%,分布在青海湖流域大部分地区。

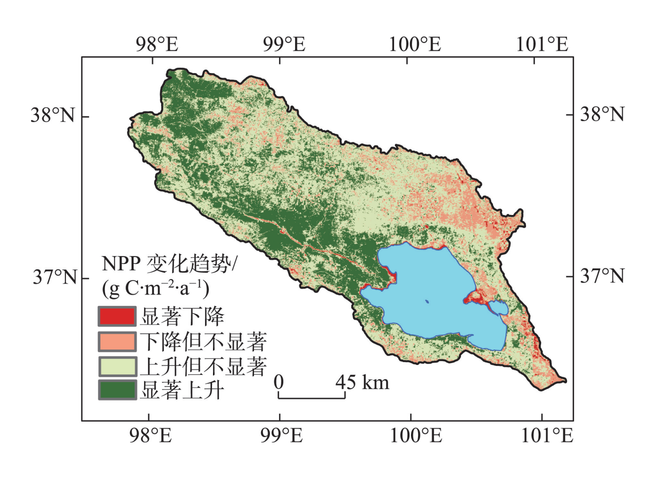


图3 青海湖流域植被NPP变化趋势

Fig. 3 Variation trend of vegetation NPP in Qinghai Lake Basin

青海湖流域2000—2018年NPP月数据显示NPP年内变化较大,呈现先上升后下降的趋势,7月NPP最高,约为53.71 g C·m^{-2},占全年的25.2%,1月最低,约为0.31 g C·m^{-2},仅占全年的0.15%。根据各月数值变化能够看出5—9月是青海湖流域的生长季,所产生的NPP占全年的84.9%,最高值出现在7月,最低值在1月,符合植被生长规律。按季度来看(图4),四季的NPP分别占全年的16.7%、66.2%、15.6%、1.5%。可知夏季青海湖流域NPP占比最高,约为141.21 g C·m^{-2}。春秋季植被分别处于萌芽期和凋落期,NPP差别不大,冬季因植被枯萎,NPP值最低,约为3.25 g C·m^{-2}。

2.2 植被NPP未来变化趋势

青海湖流域2000—2018年Hurst指数为0.12~0.91,均值为0.44,Hurst指数小于0.5的被认为具有反持续性(anti-sustainability)占比为75.6%,Hurst指数大于0.5的被认为具有持续性(sustainability)面积占25.4%,说明青海湖流域植被NPP变化趋势具有较强的反持续性即青海湖流域植被NPP未来的变化趋势可能与过去相反。

将NPP变化趋势与Hurst指数进行叠加分析,将结果分为六类(表1),得到青海湖流域NPP变化预测图(图5),其面积占比由高至低依次是:反持续性未显著变化(48.1%)、反持续性显著增加(26.6%)、持续未显著变化(17.4%)、持续显著增加(6.4%)、反持续性显著减小(0.9%)、持续显著减小(0.7%)。流域NPP以反持续性未显著变化为主,主要分布在青海湖北部地区;NPP未来变化趋势由增加变为减小的面积占研究区的26.6%,主要分布在青海湖的西北方向,应当加强此区域的生态环境治理。

2.3 驱动因子影响力探测

通过选取气温、降水、辐射、坡度、坡向、海拔、土地利用类型、GDP、人口密度等9个因子对青海湖流域2000—2018年植被NPP的驱动因素进行定量分析,通过q值大小判断因子对NPP的解释力。从单因子作用来看,近20 a土地利用是影响NPP的主要因子,对NPP的解释力最强,q均值为0.52(图6)。2000—2018年各因子q均值从高到低依次为:土地利用(0.525)、气温(0.354)、海拔(0.249)、坡向(0.228)、降水(0.132)、辐射(0.131)、坡度(0.128)、人口密度(0.097)、GDP(0.058),表明土地利用数据是青海湖流域NPP变化的主要驱动力,气温、海拔、坡向在影响因子中q值较高,而人口密度和GDP均在0.1以下,q值较小。因此,社会经济因素对植被NPP影响较小,土地利用、气温对植被NPP影响较大。

利用地理探测器对各因子进行交互作用探测,评估两种因子共同作用的情况下对植被NPP的影响,结果表明,交互作用类型以双因子线性增强为主,土地利用与其他因子交互后对NPP的解释力均有提高,其中2018年土地利用与海拔交互后的解释力最高(0.734)。2000—2018年青海湖流域植被NPP的最强主导交互因子分别是土地利用∩DEM、土地利用∩气温、土地利用∩辐射,解释力均在0.6以上,说明土地利用类型和气候因子对植被NPP影响

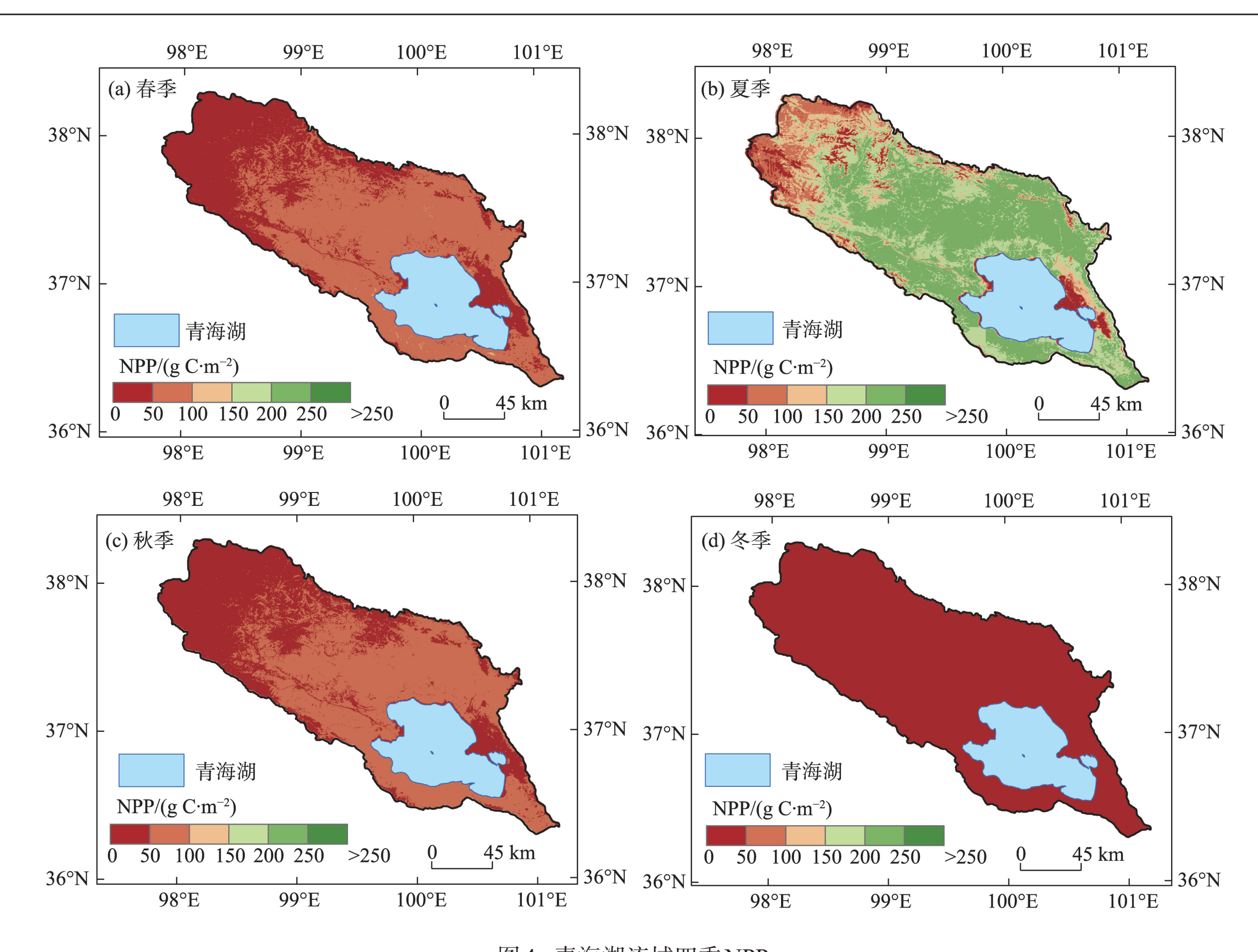


图4 青海湖流域四季NPP

Fig. 4 Four seasons NPP in Qinghai Lake Basin

表1 NPP未来变化趋势分级

Tab. 1 Classification of NPP future trends

Hurst指数	斜率(*Slope*)	显著性	NPP未来变化趋势
0<*H*<0.5	*Slope*>0	*P*<0.05	反持续性显著增加
0<*H*<0.5	*Slope*<0	*P*<0.05	反持续性显著减小
0<*H*<0.5	–	*P*>0.05	反持续性未显著变化
0.5<*H*<1	*Slope*>0	*P*<0.05	持续性显著增加
0.5<*H*<1	*Slope*<0	*P*<0.05	持续性显著减小
0.5<*H*<1	–	*P*>0.05	持续性未显著变化

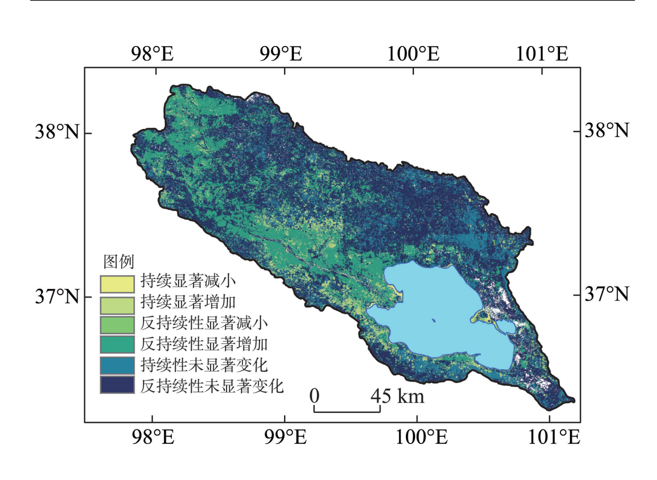


图5 NPP变化趋势预测

Fig. 5 NPP change trend forecast chart

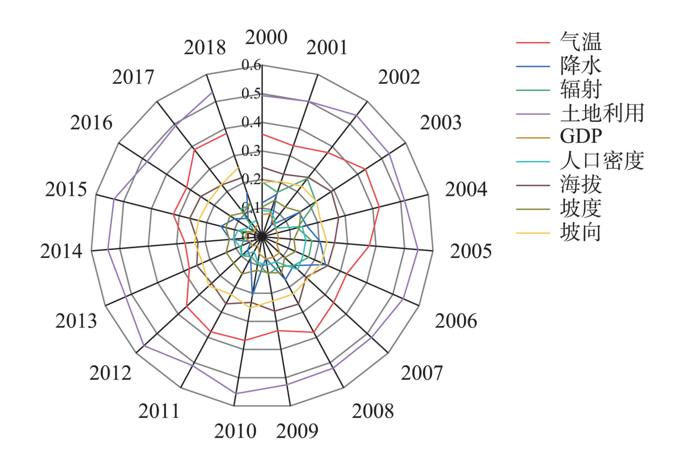


图6 2000—2018年不同因子解释力分布

Fig. 6 Distribution map of explanatory power of different factors from 2000 to 2018

最强。

3 讨 论

在以往研究中，乔凯[16]和郑中[17]等也模拟了青海湖流域NPP值，分别为168.03 g C·m^{-2}和145.71 g C·m^{-2}。Zhang等[3]和陈舒婷等[30]估算的青藏高原植

被NPP分别为221.16 g C·m^{-2}和167.52 g C·m^{-2}。相比本研究基于模拟得到的NPP略高于以往研究得到的结果,为了进一步验证本研究得出结果的可信度,同时与MODIS NPP数据进行对比,通过对MOD17A3数据进行处理,得出青海湖流域2000—2018年平均NPP值为215.62 g C·m^{-2},与本文基于CASA模型得到青海湖流域2000—2018年平均NPP值(218.88 g C·m^{-2})一致。图7中进一步给出了2000—2018年青海湖流域NPP模拟值与MOD17A3值的时间序列曲线,从图中可以看出,NPP模拟值变化趋势与MOD17A3变化趋势基本一致,因此,认为本研究基于CASA模型模拟的NPP具有较高可信度。

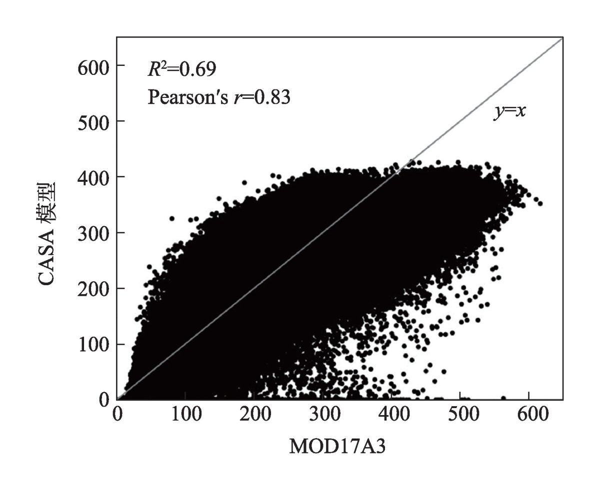


图7　CASA模型结果与MOD17A3相关性

Fig. 7　Correlation between the CASA results and the MOD17A3

近年来,青海湖盆地的气候向温暖、更湿润的条件转变,为植被生长创造了有利的环境[31]。地理探测器表明在交互因子中土地利用与海拔、气温、降水对NPP解释力最大。有学者发现,气候变化是流域植被覆盖度变化的主要因素,降水的增加引起了流域植被的积极变化,而植被的积极变化伴随着NPP的增加[32]。然而,过度降水会产生负面影响,气温的升高将提高蒸散发,限制植被生长。因此,必须密切关注青海湖流域的气候变化。青海湖流域海拔围绕青海湖自东南向西北升高,气温以及降水随海拔升高由暖湿转变为冷干。与此相应植被依次变化,依次分布为温性草原、高寒湿地、高寒草甸草原、荒漠、高山稀疏植被,这也解释了NPP环湖从内向外递减的原因(图2),与植被分布规律相呼应。时间分布上,2000—2018年青海湖流域NPP年际、年内波动较大,但总体呈上升趋势,结果与张涛等研究结果一致[33]。驱动因子的结果表明土地利用对NPP的影响在逐渐增大,本质上来讲,土地利用对NPP的影响是因为不同的植被类型具有不同的固碳能力,青海湖流域土地利用在2000—2018年变化较小,其中草地变化最大,中高覆盖度草地多集中在青海湖周围且向外逐渐减少,NPP值也因此从高到低逐渐递减。流域西北部多为低覆盖草地和荒漠,因此,NPP值较低,小于100 g C·m^{-2}。本研究采用了融合数据对NPP进行估算并对驱动因子进行分析,对于驱动因子的研究也较为粗略,驱动因子中未考虑蒸散发及土壤因子的变化,未来将考虑评估不同气候情景下NPP的变化趋势,对于驱动因子也会考虑按季节或不同时段进行评估。

4　结 论

本研究基于CASA模型估算了青海湖流域NPP值,通过趋势分析、Hurst指数等方法,定量研究了2000—2018年青海湖流域NPP变化趋势及驱动因素,主要结论如下:

(1) 2000—2018年,青海湖流域植被NPP年均值整体呈现由西北向东南逐渐增高的趋势。在年际变化方面,近20 a呈波动上升趋势,增幅为1.61 g C·m^{-2}·a^{-1},2000—2018年均值为218.88 g C·m^{-2},年际变化较大。年内由于气温和降水影响变化较大,冬季NPP值占比最低,夏季NPP值占比最高。

(2) 青海湖流域2000—2018年Hurst指数为0.12~0.91,均值为0.44,Hurst指数小于0.5的区域占比为75.6%,Hurst指数大于0.5的区域占25.4%,说明青海湖流域植被NPP变化趋势具有较强的反持续性即青海湖流域植被NPP未来的变化趋势可能与过去相反。

(3) 地理探测器的结果显示单因子探测中土地利用数据是植被NPP变化的主要驱动力,交互探测中两因子交互探测解释力远大于单个因子,最强主导交互因子是土地利用∩海拔,表明NPP受土地利用影响较大,海拔对NPP的影响逐渐上升。

参考文献(References):

[1]　Yan Y C, Liu X P, Ou J P, et al. Assimilating multi-source remotely sensed data into a light use efficiency model for net primary pro-

ductivity estimation[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 72: 11-25.

[2] Jones M O, Runing S W, Kimball J S, et al. Terrestrial primary productivity indicators for inclusion in the national climate indicators system[J]. Climatic Change, 2020, 163(4): 1855-1868.

[3] Zhang Y, Hu Q W, Zou F L. Spatio-temporal changes of vegetation Net Primary Productivity and its driving factors on the Qinghai-Tibetan Plateau from 2001 to 2017[J]. Remote Sensing, 2021, 13(8): 1566-1587.

[4] 杨安乐, 张小平, 李宗省, 等. 气候变化和人类活动对祁连山国家公园植被净初级生产力的定量影响[J]. 生态学报, 2023, 43(5): 1784-1792. [Yang Anle, Zhang Xiaoping, Li Zongxing, et al. Quanitative analysis of the impacts of climate change and human activities on vegetation NPP in the Qilian Mountain National Park [J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(5): 1784-1792.]

[5] 秦泗国, 钟国辉, 王景升. 那曲草地气候格局对草地 NPP 的影响及载畜量研究[J]. 干旱区资源与环境, 2010, 24(7): 159-164. [Qin Siguo, Zhong Guohui, Wang Jingsheng. The influence of climate patterns on grassland NPP and the study on livestock carrying capacity in Naqu [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2010, 24(7): 159-164.]

[6] 崔珍珍, 马超, 陈登魁. 1982—2015 年科尔沁沙地植被时空变化及气候响应[J]. 干旱区研究, 2021, 38(2): 536-544. [Cui Zhenzhen, Ma Chao, Chen Dengkui. Spatiotemporal variation of vegetation in the Horqin Sandy Land and its response to climate change from 1982-2015[J]. Arid Zone Research, 2021, 38(2): 536-544.]

[7] Liu J, Meng B P, Ge J, et al. Spatio-temporal dynamic changes of grassland NPP in Gannan prefecture, as determined by the CASA model[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2019, 28(6): 19-32.

[8] 周妍妍, 朱敏翔, 郭晓娟, 等. 疏勒河流域气候变化和人类活动对植被NPP的相对影响评价[J]. 生态学报, 2019, 39(14): 5127-5137. [Zhou Yanyan, Zhu Minxiang, Guo Xiaojuan, et al. Relative effects of climate change and human activities on net primary productivity in Shule River Basin[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(14): 5127-5137.]

[9] 陈炳铭, 赵善超 , 孙丰华, 等. 气候变化和人类活动对干旱区垂直自然带NPP的影响[J]. 生态学杂志, 2023, 42(6): 1474-1483. [Chen Bingming, Zhao Shanchao, Sun Fenghua, et al. Impacts of climate change and human activities on the NPP of vertical natural belts in arid zones[J]. Chinese Journal of Ecology, 2023, 42(6): 1474-1483.]

[10] Ding N, Piao D F, Cui G S, et al. The impacts of climate variation and land use/cover change on net primary productivity in the Tumen River Basin[J]. Landscape and Ecological Engineering, 2022, 18(2): 157-170.

[11] Ge W Y, Deng L Q, Wang F, et al. Quantifying the contributions of human activities and climate change to vegetation net primary productivity dynamics in China from 2001 to 2016[J]. Science of the Total Environment, 2021, 773: 145648.

[12] Yan F Q. Effects of climate changes on net primary productivity variation in the marsh area of the Sanjiang Plain[J]. Frontiers in Ecology and Evolution, 2022, 10: 1002397.

[13] 孙治娟, 谢世友. 基于地理探测器的云南省净初级生产力时空演变及因子探测[J]. 生态学杂志, 2021, 40(12): 3836-3848. [Sun Zhijuan, Xie Shiyou. Spatiotemporal variation in net primary productivity and factor detection in Yunnan Province based on geodetector[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021, 40(12): 3836-3848.]

[14] 吴恒飞, 陈克龙, 张乐乐. 气候变化下青海湖流域生态健康评价研究[J]. 生态科学, 2022, 41(4): 41-48. [Wu Hengfei, Chen Kelong, Zhang Lele, et al. Study on ecological health evaluation of Qinghai Lake Basin under climate change[J]. Ecological Science, 2022, 41(4): 41-48.]

[15] 张乐乐, 高黎明, 陈克龙. 青海湖流域瓦颜山湿地辐射平衡和地表反照率变化特征[J]. 冰川冻土, 2018, 40(6): 1216-1222. [Zhang Lele, Gao Liming, Chen Kelong. The variation characteristics of radiation balance and surface albedo in Wayanshan Wetland in the Qinghai Lake watershed[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2018, 40(6): 1216-1222.]

[16] 乔凯, 郭伟. 青海湖流域植被的净初级生产力估算[J]. 水土保持通报, 2016, 36(6): 204-209. [Qiao Kai, Guo Wei. Estimating net primary productivity of alpine grassland in Qinghai Lake Basin[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2016, 36(6): 204-209.]

[17] 郑中, 祁元, 潘小多, 等. 基于WRF模式数据和CASA模型的青海湖流域草地NPP估算研究[J]. 冰川冻土, 2013, 35(2): 465-474. [Zheng Zhong, Qi Yuan, Pan Xiaoduo, et al. Estimating the grassland NPP in Qinghai Lake basin based on WRF model data and CASA model[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2013, 35(2): 465-474.]

[18] Wu C Y, Chen K L, You X, et al. Improved CASA model based on satellite remote sensing data: Simulating net primary productivity of Qinghai Lake Basin alpine grassland[J]. Geoscientific Model Development, 2022, 15(17): 6919-6933.

[19] Zhang J L, Qi Y, Yang R, et al. Impacts of climate change and land use/cover change on the net primary productivity of vegetation in the Qinghai Lake Basin[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2023, 20(3): 2179.

[20] Wang Z G, Cao S K, Cao G C, et al. Effects of vegetation phenology on vegetation productivity in the Qinghai Lake Basin of the northeastern Qinghai-Tibet Plateau[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14(11): 1030.

[21] 高黎明, 张乐乐, 陈克龙. 青海湖流域湿地小气候特征[J]. 干旱区研究, 2019, 36(1): 186-192. [Gao Liming, Zhang Lele, Chen Kelong. Microclimate in an alpine wetland in the Qinghai Lake Basin[J]. Arid Zone Research, 2019, 36(1): 186-192.]

[22] Potter C S, Randerson J, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: A process model based on globe satellite and surface data [J]. Globe Biogeochemical Cycle, 1993, 7(4): 811-841.

[23] 朱文泉, 潘耀忠, 龙中华, 等. 基于GIS和RS的区域陆地植被

NPP估算——以中国内蒙古为例[J]. 遥感学报, 2005, 20(3): 300-307. [Zhu Wenquan, Pan Yaozhong, Long Zhonghua, et al. Estimating net primary productivity of terrestrial vegetation based on GIS and RS: A case study in Inner Mongolia, China[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 20(3): 300-307.]

[24] 朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算[J]. 植物生态学报, 2007, 31(3): 413-424. [Zhu Wenquan, Pan Yaozhong, Zhang Jinshui. Estimation of Net Primary Productivity of Chinese terrestrial vegetation based on remote sensing[J]. Journal of Plant Ecology, 2007, 31(3): 413-424.]

[25] 阳坤, 何杰, 唐文君, 等. 中国区域地面气象要素驱动数据集(1979—2018)[DB/OL]. 时空三极环境大数据平台, 2019. [Yang Kun, He Jie, Tang Wenjun, et al. China meteorological forcing dataset (1979-2018) [DB/OL]. A Big Earth Data Platform for Three Poles, 2019.]

[26] 曹红梅. 黄河流域植被NPP时空格局演变及影响因素分析[D]. 开封: 河南大学, 2022. [Cao Hongmei. Temporal and Spatial Pattern Evolution and Influencing Factors of Vegetation NPP in the Yellow River Basin[D]. Kaifeng: Henan University, 2022.]

[27] 刘文瑞, 李晓婷, 李彤, 等. 基于MODIS和CASA模型的伊春市森林植被NPP变化特征及其影响因子分析[J]. 生态学杂志, 2022, 41(1): 150-158. [Liu Wenrui, Li Xiaoting, Li Tong, et al. Spatiotemporal variations of forest NPP and related driving factors based on MODIS and CASA models in Yichun[J]. Chinese Journal of Ecology, 2022, 41(1): 150-158.]

[28] Zhang Y Z, Gong J, Yang J X, et al. Evaluation of future trends based on the characteristics of Net Primary Production (NPP) Changes over 21 Years in the Yangtze River Basin in China[J]. Sustainability, 2023, 15(13): 10606.

[29] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134. [Wang Jinfeng, Xu Chengdong. Geodetector: Principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116-134.]

[30] 陈舒婷, 郭兵, 杨飞, 等. 2000—2015年青藏高原植被NPP时空变化格局及其对气候变化的响应[J]. 自然资源学报, 2020, 35(10): 2511-2527. [Chen Shuting, Guo Bing, Yang Fei, et al. Spatial and temporal patterns of NPP and its response to climate change in the Qinghai-Tibet Plateau from 2000 to 2015[J]. Journal of Natural Resources, 2020, 35(10): 2511-2527.]

[31] Wu X Q, Zhang L L, Gao L M, et al. Change and tradeoff/synergy analysis of watershed ecosystem services: A case study of Qinghai Lake Basin[J]. Sustainability, 2023, 15(15): 11711.

[32] 高黎明, 张乐乐. 青海湖流域植被盖度时空变化研究[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(9): 1318-1329. [Gao Liming, Zhang Lele. Spatialtemporal dynamics of the vegetation coverage in Qinghai lake Basin[J]. Journal of Geo-information Science, 2019, 21(9): 1318-1329.]

[33] 张涛, 曹广超, 曹生奎, 等. 2000—2012年青海湖流域NPP时空分布特征[J]. 中国沙漠, 2015, 35(4): 1072-1080. [Zhang Tao, Cao Guangchao, Cao Shengkui, et al. Spatialtemporal characteristics of the vegetation net primary production in the Qinghai Lake basin from 2000 to 2012[J]. Journal of Desert Research, 2015, 35(4): 1072-1080.]

Dynamic change and driving force of net primary productivity in Qinghai Lake Basin

WU Xueqing[1,2,3], ZHANG Lele[1,2,3], GAO Liming[4], LI Yankun[1,2,3], LIU Xuanchen[1,2,3]

(1. Qinghai Provincial Key Laboratory of Physical Geography and Environmental Processes, College of Geographical Sciences, Qinghai Normal University, Xining 810008, Qinghai, China; 2. Qinghai Normal University, MOE Key Laboratory of Tibetan Plateau Land Surface Processes and Ecological Conservation, Xining 810008, Qinghai, China; 3. Academy of Plateau Science and Sustainability, Xining 810008, Qinghai, China; 4. School of Cyberspace Security, Gansu University of Political Science and Law, Lanzhou 730070, Gansu, China)

Abstract: The analysis of Net Primary Productivity (NPP) and the driving factors in the Qinghai Lake Basin can provide certain references for the ecological management and sustainable development of the basin. This study estimated the NPP value of the Qinghai Lake Basin based on the Carnegie-Ames-Stanford Approach (CASA) model and quantitatively evaluated the dynamic changes and driving factors of NPP in the Qinghai Lake Basin between 2000 and 2018 through trend analysis, Hurst index, and Geographic Detector. From the perspective of spatial distribution, the results show that the annual average NPP value of the Qinghai Lake Basin was 218.88 g $C\cdot m^{-2}$. The highest value of the annual average NPP was distributed in the north and south of the Qinghai Lake (375.85 g $C\cdot m^{-2}$) and the lowest value was distributed on the east bank of the Qinghai Lake (0.11 g $C\cdot m^{-2}$). From the perspective of time change, the annual average NPP of the basin showed an upward trend between 2000 and 2018, with an increase of 1.61 g $C\cdot m^{-2}\cdot a^{-1}$, reaching the highest value of 247.30 g $C\cdot m^{-2}$ in 2018. The seasonal variation showed that the NPP value was highest in July and lowest in January. In the future trend of NPP, Hurst index of less than 0.5 accounted for 75.6% of the study area, indicating that the future trend of NPP of vegetation in the Qinghai Lake Basin may be opposite to the present. Land use types are greatly affected by natural factors; therefore, more attention should be paid to watershed topographic factors and human activities.

Keywords: Net Primary Productivity of vegetation; CASA mode; Geographic Detector; Qinghai Lake Basin